

改进的均值漂移和粒子滤波混合跟踪方法

李科*, 徐克虎, 黄大山

(装甲兵工程学院 控制工程系, 北京 100072)

(* 通信作者电子邮箱 likeaixutian@163.com)

摘要:为提高粒子滤波视觉目标跟踪算法的准确性和实时性,提出一种基于均值漂移和粒子滤波的混合跟踪算法。将相异性较小的粒子进行聚类,利用均值漂移算法迭代各个聚类中的代表点,通过减少参与均值漂移迭代的粒子数来降低运算复杂度;根据跟踪情况自适应调整采样粒子数目和过程噪声分布,以提高跟踪精度和减少运算时间。实验结果表明,所提算法平均每帧计算时间不到传统混合跟踪法的一半,而且跟踪精度也有所提高。

关键词:目标跟踪;均值漂移;粒子滤波;重采样;过程噪声

中图分类号: TP317.4 **文献标志码:** A

Improved object tracking method based on mean shift and particle filter

LI Ke*, XU Ke-hu, HUANG Da-shan

(Department of Control Engineering, Academy of the Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: To improve the accuracy and real-time performance of particle filter algorithm for tracking vision object, an improved algorithm in combination with mean shift and particle filter was proposed. Similar particles were clustered, and representative particles were iterated in each cluster by using mean shift algorithm. Then computation complexity was reduced by fewer mean shift iterative particles. Particle number and process noise distribution were adjusted adaptively based on tracking condition to improve tracking accuracy and reduce computation complexity. The experimental results prove the superiority of the proposed method, the average of each frame's operation time of this method is less than half of classic hybrid algorithm, and its computation complexity is also less than classic hybrid algorithm.

Key words: object tracking; mean shift; particle filter; resampling; process noise

0 引言

如何提高视觉目标跟踪算法跟踪的稳定性以及实时性一直是研究的热点。目前许多学者在这方面进行了大量的研究,提出了许多有效的方法,如基于均值漂移(Mean Shift)的跟踪算法^[1-3]、基于粒子滤波(Particle Filter, PF)的跟踪算法^[4-5]和基于偏微分方程的跟踪算法^[6]等。Mean Shift算法以其不需要参数,不需要进行穷尽搜索等特性,已经成功地应用在对实时性要求较高的目标跟踪领域,但是当背景比较复杂时,容易陷入局部极值,跟踪效果并不理想。粒子滤波算法的随机特性可以避免搜索陷入局部最优,但是它利用大量的样本来提高状态估计精度,实时性仍有待改进。

近年来,人们提出了 Mean Shift 和粒子滤波混合的算法(Mean Shift Particle Filter, MSPF)^[7-9]。Mean Shift 与粒子滤波作为确定性和随机性这两种跟踪算法中的典型代表,通过合理地结合使用,能够实现优势互补,得到优于使用任何单一算法的效果。典型 MSPF 算法^[7]的思想是在粒子滤波算法中增加 Mean Shift 搜索,粒子可以更好地收敛到最大后验核密度估计附近,但是它让所有的粒子都进行了一次局部极值搜索,仍然十分耗时。实际上,相异性较小的粒子经过 Mean Shift 迭代后,将聚集到相同的区域附近,因此本文提出的算法先将相异性较小的粒子进行聚类,然后将聚类中心作为代表粒子进行 Mean Shift 搜索。此外,当目标在运动过程中受到的干扰较少时,粒子进行局部极值搜索后,其中大部分粒子将出现相异性极小甚至重叠的现象,因此只需要在小范围内抽

取少数最具有代表性的粒子进行局部极值搜索就可以很好地估计目标的后验。但是当目标剧烈运动或者存在遮挡等较大干扰时,如果固定地采用少数粒子或较小的粒子采样范围,粒子的多样性将会下降,其分布与目标真实状态可能交叠较少,此时需要更多的粒子并扩大 Mean Shift 搜索范围来保证状态估计精度。为此本文提出一种自适应调整采样粒子数和粒子采样范围的方法,在干扰较小的情况下,减少采样粒子数,缩小粒子采样范围;在干扰较大的情况下,增加采样粒子数,扩大粒子采样范围。

1 改进的 MSPF 跟踪算法

1.1 聚类和 Mean Shift 迭代

根据维纳近似理论,任意给定的概率密度函数都可以通过混合高斯分布来近似表示^[10],据此文献[9]提出的 KMSPF(K-means Mean Shift Particle Filter)算法,先用 K-means 聚类对粒子集合进行聚类,然后用聚类所得的聚类中心进行 Mean Shift 搜索。但是它没有考虑粒子的观测概率,所获得的聚类中心并不具有最佳代表性。本文综合考虑粒子的观测概率和粒子间的空间距离,采用文献[10]提到的聚类方法来获取更具有代表性的粒子。下面给出了粒子的观测概率计算过程及相关算法流程。

基于颜色直方图特征分布的粒子滤波目标跟踪,通常采用 Bhattacharyya 距离来衡量候选目标颜色分布和目标模板颜色分布之间的相似程度。假设 $q^u, p^u(\mathbf{x})$ 分别为目标模板和候选目标模型颜色分布,则 q^u 与 $p^u(\mathbf{x})$ 之间的相似程度可以

收稿日期:2011-07-18;修回日期:2011-09-26。 基金项目:国防预研基金资助项目(9140A09050708JB3503)。

作者简介:李科(1985-),男,湖南湘潭人,硕士研究生,CCF 会员,主要研究方向:目标跟踪;徐克虎(1963-),男,安徽蚌埠人,教授,博士,主要研究方向:系统仿真;黄大山(1987-),男,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别。

表示为

$$d = \sqrt{1 - \rho[p^u(x), q]}; i = 1, 2 \quad (1)$$

其中: $u = 1 \sim m$ 为直方图中颜色等级索引, ρ 为 Bhattacharyya 系数,

$$\rho[p^u(x), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p^u(x) q^u} \quad (2)$$

由 Bhattacharyya 距离可以获得观测概率如下:

$$p(Z_i | X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

其中 σ 为高斯方差, 实验中取 0.3。

算法1 聚类算法^[10]。

1) 选取观测概率最大的粒子作为聚类中心, 然后计算其他粒子与它的距离, 如果小于设定的距离阈值 R , 则把它们归为一类。

2) 从剩余的粒子中选取观测概率最大的粒子作为聚类中心, 执行步骤1) 中方法聚类。

3) 当所有粒子都聚类完毕后, 若类数小于设定的聚类个数, 则聚类结束; 否则, 把阈值调大, 重新开始聚类, 直到满足条件为止。

算法中, 距离阈值 R 由视频目标的大小来决定, 设定的最大聚类数 C 由采样粒子数 N 来决定。

对从算法1获得聚类中心进行 Mean Shift 迭代, 假设 y_0 为给定的聚类中心, 则算法步骤如下:

算法2 Mean Shift 迭代^[2]。

1) 计算当前候选目标区域各点属于目标的权值。

$$w(x_i) = \sum_{u=1}^m \sqrt{q^u/p^u(y_0)} \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

其中函数 $b(x_i)$ 是位于 x_i 处的像素在直方图上颜色等级索引的映像。

2) 计算候选目标的下一个位置。

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^M x_i w(x_i) k\left(\frac{\|y_0 - x_i\|}{h}\right)}{\sum_{i=1}^M w(x_i) k\left(\frac{\|y_0 - x_i\|}{h}\right)} \quad (5)$$

其中 $k(\cdot)$ 为核函数。

3) 计算 y_1 处候选目标模型与目标模板颜色分布之间的 Bhattacharyya 系数, 若 $\rho[p^u(y_1), q] < \rho[p^u(y_0), q]$ 或 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$, 则停止迭代; 否则, 令 $y_0 = y_1$, 返回步骤1)。

1.2 自适应调整采样粒子数和过程噪声分布

当目标剧烈运动或存在遮挡时, 将会给目标的状态估计带来极大的干扰, 需要多个确定性跟踪器进行较大范围搜索, 此时增大采样粒子数目和扩大粒子采样范围可以保证粒子的多样性, 扩大确定性跟踪器的搜索范围, 从而尽可能覆盖目标的真实状态, 但是算法的实时性会随着粒子数的增加而严重降低; 而且总是固定地保持一个较大的粒子采样范围也会在干扰较小的情况下降低粒子的收敛性, 使粒子的 Mean Shift 迭代次数增加, 并引入了更大的随机误差, 对状态估计精度产生负面影响。因此根据目标运动的机动情况自适应调整采样粒子数和粒子的采样范围, 可以进一步提高算法的性能, 而目标受干扰程度可以通过检测粒子分布的有效性来确定。

所有粒子观测概率的峰值反映了粒子分布的有效性, 峰值越大, 说明目标出现的可能性越大, 粒子的有效性越好, 可适当减少采样粒子数, 同时缩小粒子的采样范围; 反之, 峰值越小, 说明目标存在的可能性越小, 粒子的有效性较差, 应当增加采样粒子数, 同时扩大粒子的采样范围。

1) 粒子数的确定。

$$N_t = \min\left\{\max\left[\text{round}\left(\frac{b}{\max(p_{i-1}^{(i)})^N}\right), N_{\min}\right], N_{\max}\right\} \quad (6)$$

其中: 常数 b 为反比例系数, 实验中 b 的取值范围为 $[0.1, 0.4]$; $\max(p_{i-1}^{(i)})$ 为上一帧进行 Mean Shift 迭代后所获粒子集中观测概率最大的粒子; $\text{round}(\cdot)$ 为小数点后1位四舍五入取整的函数; N_{\min} 和 N_{\max} 分别为粒子数的下限和上限; N_t 为当前帧采样粒子数。

2) 采样范围的确定。

粒子的采样范围决定于状态转移模型中的过程噪声分布, 本文采用自适应调整过程噪声分布的方法^[5]:

$$\xi_t = \min\left[\max\left(\frac{c}{\max\{p_{i-1}^{(i)}\}_{i=1}^N}, r_{\min}\right), r_{\max}\right] \sigma_0 \quad (7)$$

其中: 常数 c 为反比例控制参数, 实验中 c 的取值范围为 $[0.4, 1.2]$; r_{\min} 和 r_{\max} 分别为过程噪声分布系数的下限和上限; $\sigma_0 \sim N(0, 1)$ 。

1.3 算法流程

本文采用二阶常速模型来描述目标的运动规律, 目标的状态及其随时间的变化过程可以表示如下:

$$X = (x, y, V_x, V_y, H_x, H_y) \quad (8)$$

$$X_t = AX_{t-1} + B\xi_t \quad (9)$$

其中: (x, y) 为目标跟踪窗矩形中心的位置; V_x 和 V_y 为分别表示目标中心在图像中 x 和 y 方向的速度; H_x 和 H_y 表示目标区域的半长和半宽; A 和 B 分别为状态转移矩阵和过程噪声协方差矩阵, 由运动模型决定; ξ_t 为 t 时刻的过程噪声。

算法的具体步骤如下:

步骤1 初始化。粒子数初始值设为 N_0 ; 过程噪声分布初始设为 ξ_0 ; 在选定目标区域随机采样粒子 $\{X_0^{(i)}\}_{i=1}^{N_0}$, 令 $\{X_0^{(i)}\}_{i=1}^{N_0} = \{X_0^{(i)}, 1/N_0\}_{i=1}^{N_0}$ 。

步骤2 重要性采样。对于 $i = 1, 2, \dots, N_t$, 根据式(9)传递粒子, 得到新粒子 $\{\tilde{X}_t^{(i)}\}$; 根据式(3)计算新粒子的观测概率: $p(Z_t | \tilde{X}_t^{(i)})$ 。

步骤3 结合当前时刻粒子的观测概率, 根据式(7)调整式(9)中下一时刻过程噪声分布 ξ_t 。

步骤4 粒子集更新和权值更新。运行算法1和算法2, 得到粒子集 $\{X_t^{(i)}\}_{i=1}^{N_t}$; 根据式(3)计算新粒子的观测概率: $p(Z_t | X_t^{(i)})$; 同一聚类中粒子的 Mean Shift 搜索后状态, 可由聚类中心搜索后的状态代替, 这样重新获得粒子集 $\{X_t^{(i)}\}_{i=1}^{N_t}$; 并计算粒子的权值 $\omega_t^{(i)} = p(Z_t | X_t^{(i)}) / \sum_{i=1}^{N_t} p(Z_t | X_t^{(i)})$ 。

$$\text{步骤5 状态估计。}\hat{X}_t \approx \sum_{i=1}^{N_t} \omega_t^{(i)} X_t^{(i)}。$$

步骤6 重采样。结合步骤2所获得粒子的观测概率 $p(Z_t | \tilde{X}_t^{(i)})$, 根据式(6)调整采样粒子数 N_{t+1} ; 从粒子集 $\{X_t^{(i)}\}_{i=1}^{N_t}$ 中, 采用比例分配方法^[10]抽取 N_{t+1} 个粒子, 即每个聚类按照采样系数决定复制粒子的数目, 采样系数与相应聚类中的分布信息容量成正比。

2 实验结果与分析

为了检验本文算法的性能, 采用一组典型的视频序列进行跟踪实验, 对办公室环境中的人脸进行跟踪, 共 50 帧, 图像尺寸是 256×192 像素。视频中, 由于目标和摄像机均在移

动,因此目标帧间位移较大,而且背景较为复杂,存在遮挡情况,给跟踪带来了较大的干扰。实验平台为 Pentium 4 3 GHz CPU,2 GB 内存的 PC,编程环境是采用 VC6.0 和 OpenCV,采样粒子数为 50。本文算法(Cluster Adaptive Mean Shift Particle Filter,CAMSPF)和传统 MSPF 算法^[5]、KMSPF 算法^[9]均能稳定地跟踪目标。图 1 给出了仅采用本文提出的聚类方法改进的 MSPF 算法(CMSPF)与传统 MSPF 算法、KMSPF 算法在每一帧中跟踪误差和时间耗费比,从图 1(a)(b)中可以看出

CMSPF 跟踪精度优于 KMSPF 算法,基本上等同于传统 MSPF 算法;从图 1(c)可以看出,CMSPF 时间耗费低于 MSPF,与 KMSPF 接近。

图 2 给出了仅采用自适应采样粒子数和过程噪声分布改进的 MSPF 算法(Adaptive Mean Shift Particle Filter,AMSPF)与采用固定采样粒子数和过程噪声分布的传统 MSPF 算法^[5]在每一帧中的跟踪误差和时间耗费比。从图中可以看出改进后算法的跟踪精度和计算效率均优于 MSPF。

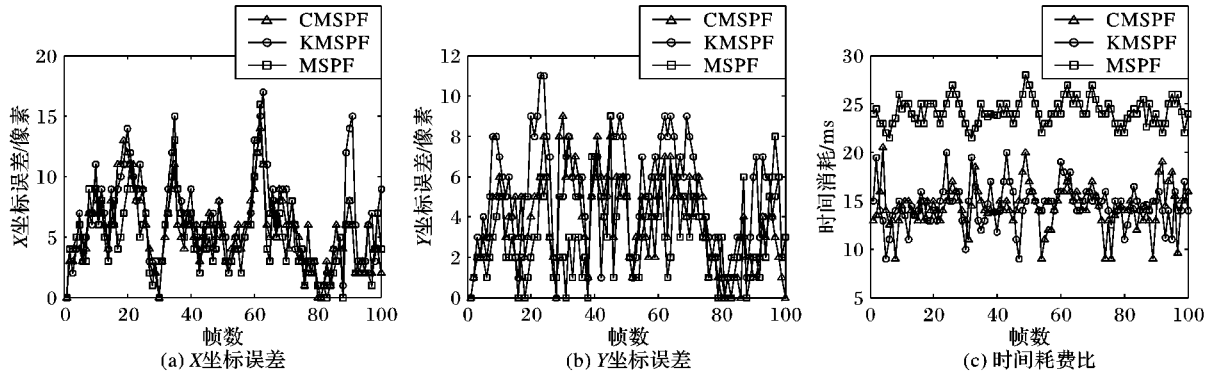


图 1 CMSPF 与传统 MSPF 和 KMSPF 算法性能对比

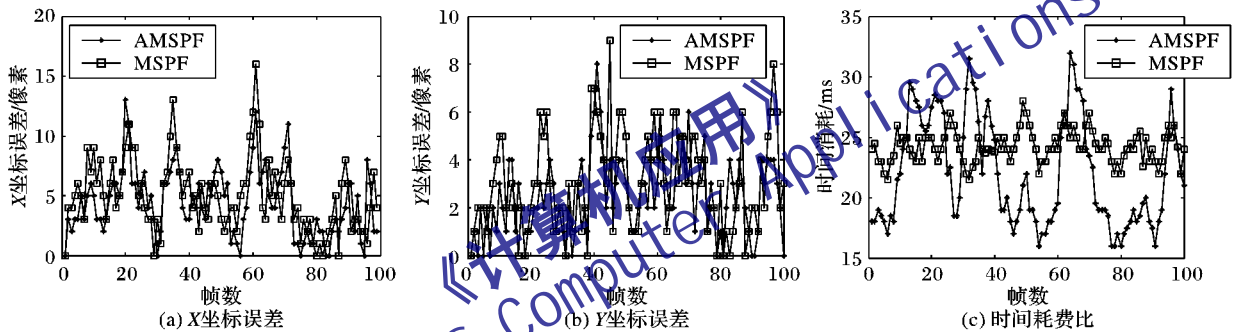


图 2 AMSPF 与传统 MSPF 算法性能对比

表 1 给出了结合两种改进措施后的新算法 CAMSPF 与 CMSPF、AMSPF、KMSPF、传统 MSPF 的平均每帧跟踪误差和跟踪时间。从表中可以看出,在结合这两种改进措施后,算法的跟踪精度优于 CMSPF 与 AMSPF 接近,但计算效率高,因此性能有了进一步提高,在这几种方法中表现最好。

表 1 几种算法的平均每帧跟踪误差和跟踪时间

算法	X 误差/ 像素	Y 误差/ 像素	平均每帧 跟踪时间/ms
传统 MSPF	5.06	3.03	24.317
KMSPF	6.84	4.80	14.497
CMSPF	5.66	3.39	14.337
AMSPF	4.12	2.31	20.934
CAMSPF	4.32	2.45	11.918

3 结语

与传统 MSPF 算法、KMSPF 相比,本文算法的特点有:采用合适的聚类方法从粒子集选出更具有代表意义的粒子进行 Mean Shift 迭代,在保证跟踪精度的前提下,提高了算法效率;自适应调整粒子采样数和粒子采样范围,进一步提高了跟踪精度和算法效率。实验的结果验证了本文算法的优越性,该算法能够适应目标状态的快速变化,而且对遮挡具有一定的鲁棒性。

参考文献:

[1] SHEN C H, BROOKS M J, HENGEL A. Fast global kernel density

mode seeking: Applications to localization and tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(5): 1457 - 1469.
[2] 常发亮,刘雪,王华杰. 基于均值漂移与卡尔曼滤波的目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(12): 50 - 52.
[3] HAN B M, COMANICIU D, ZHU Y, et al. Sequential kernel density approximation and its application to real-time visual tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(7): 1186 - 1197.
[4] 王鑫,唐振民. 基于特征融合的粒子滤波在红外小目标跟踪中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15 (1): 91 - 97.
[5] 朱明清,赵宇宙,邓甜甜. 基于自适应过程噪声分布的粒子滤波视觉目标跟踪方法[C]// CCSSTA2010: 2010 系统仿真技术及其应用学术会议. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2005, 12: 591 - 596.
[6] PAPANDREDOU G, MARAGOS P. Multigrid geometric active contour models[J]. IEEE Transactions on Image processing, 2007, 16 (1): 229 - 240.
[7] CHANG C, ANSARI R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing, 2005, 12(3): 242 - 245.
[8] BAI KEJIA, LIU WEIMING. Improved object tracking with particle filter and mean shift [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. Piscataway: IEEE, 2007: 431 - 435.
[9] 蒋曼,许勤,尚涛等. 基于粒子滤波和 Mean-shift 的跟踪算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 21 - 25.
[10] 胡士强,敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 21 - 25.